



Aalborg Universitet

AALBORG UNIVERSITY  
DENMARK

## Time-series cross-section analyser i komparativ politisk økonomi

Eriksen, Jesper; Etzerodt, Søren Frank

*Published in:*  
Metode & Forskningsdesign

*Creative Commons License*  
CC BY-ND 4.0

*Publication date:*  
2019

*Document Version*  
Også kaldet Forlagets PDF

[Link to publication from Aalborg University](#)

*Citation for published version (APA):*  
Eriksen, J., & Etzerodt, S. F. (2019). Time-series cross-section analyser i komparativ politisk økonomi. *Metode & Forskningsdesign*, 3, 24-55. <https://journals.aau.dk/index.php/mf/article/view/3400>

### General rights

Copyright and moral rights for the publications made accessible in the public portal are retained by the authors and/or other copyright owners and it is a condition of accessing publications that users recognise and abide by the legal requirements associated with these rights.

- Users may download and print one copy of any publication from the public portal for the purpose of private study or research.
- You may not further distribute the material or use it for any profit-making activity or commercial gain
- You may freely distribute the URL identifying the publication in the public portal -

### Take down policy

If you believe that this document breaches copyright please contact us at [vbn@aub.aau.dk](mailto:vbn@aub.aau.dk) providing details, and we will remove access to the work immediately and investigate your claim.

# Time-series cross-section analyser i komparativ politisk økonomi

---

**Jesper Eriksen**

Ph.d.-stipendiat, Aalborg Universitet

**Søren Etzerodt**

Videnskabelig assistent, Aalborg Universitet

## Resumé:

*Time-Series Cross-Section (TSCS) analyser anvendes ofte inden for komparativ politik og politisk økonomi. Betegnelsen TSCS henviser til, at, at man har en tids-dimension med perioder og en tværsnits-dimension med enheder. De samme enheder observeres således over tid. Den metodiske litteratur om TSCS analyser antager oftest, at læseren kender til en række grundelementer i mødet med TSCS. I stedet fokuserer litteraturen på bestemte nye modeller og sammenligning af estimations-metoder. Vi giver her en samlet introduktion til grundelementerne, man som minimum bør være opmærksom, når man udfører TSCS analyser. De seks elementer, vi fokuserer på, er: (1) det teoretiserede forhold og variabeltyper, (2) ikke-stationære variable og håndtering heraf, (3) modelvalg og homogene/heterogene effekter, (4) lagstrukturer, (5) brugen af fixed effects og (6) kausalitet og tolkning af TSCS analyser. Alle elementer er bundet sammen ved et fælles mål om at skabe sammenhang mellem teori, data og metode.*

*Artiklen afsluttes med en TSCS 'køgebog', der opsummerer de 6 punkter og giver en introducerende guide til TSCS analyser.*

## 1. Introduktion

Time-series cross-section (TSCS) analyser er blevet en fast del af forskningen i komparativ politik og politisk økonomi. Klassiske problemstillinger, der belyses med TSCS analyser, omfatter velfærdsstatens udvikling (Garrett, 1998; Kittel & Winner, 2005), beskatning (Swank & Steinmo, 2002), demokratisk fred og konflikt (Maoz & Russett, 1993), økonomisk performance (Bradley & Stephens, 2007; Hall & Gingerich, 2009) og social ulighed (Rueda & Pontusson, 2000). Kittel & Winner (2005) har sågar argumenteret for, at TSCS analyser er så udbredte, at det er svært at forsvare fravalget af dem i komparativ politisk økonomisk forskning.<sup>1</sup>

TSCS analyser er kendetegnet ved at anvende TSCS data og økonometriske estimationsmetoder. TSCS data har flere enheder observeret gentagne gange over tid. Fordele ved TSCS data relativt til krydssektion eller tidsserie data omfatter muligheden for at sammenligne flere enheder med sig selv og hinanden over tid. Heraf følger dels muligheden for at estimere dynamiske effekter (påvirkningen af X på Y efter t perioder) og dels muligheder for at kontrollere for uobserverede konstante variable. Det ofte større antal observationer end i krydssektions- eller tidsseriesdata medfører desuden muligheden for større præcision i typiske estimators. Særligt relevante problemstillinger som følger fra brugen af TSCS data er heterogenitet i tværsnitsdimensionen og ikke-stationaritet i tidsdimensionen. Heterogenitet og ikke-stationaritet medføre inkonsistente estimators og underestimerede standard fejl i klassiske estimationsmetoder.

Den metodiske litteratur om TSCS analyser har primært fokuseret på udviklingen af nye økonometriske estimators og fremgangsmåder og sammenligning af bestemte estimators (se eksempelvis Beck & Katz, 1995, 2008; Grant & Lebo, 2016). Artiklerne antager ofte at læseren kender til en samling af grundelementer i TSCS analyser. Tager læseren ikke højde for dem, kan det medføre ukorrekte konklusioner (eksempler kan findes hos Grant & Lebo, 2016; Kittel & Winner, 2005; Plümper et al., 2005). Vi giver i denne artikel en samlet introduktion til disse grundelementer i TSCS analyser. Artiklen henvender sig til praktikerne og nye brugere af TSCS analyser.

Vi fokuserer på følgende elementer: (1) Operationalisering af variable fra teori til data, med særlig fokus på spørgsmål om forskellen mellem niveau og ændringer i variable; (2) stationære og ikke-stationære data; (3) valg af statistisk model med udgangspunkt i teori, med fokus på (4) heterogene effekter og lags samt (5) tidsinvariante variable og enheds- og tidsspecifikke effekter; (6) fortolkning af resultater som kausale eller deskriptive. Hvert element er udvalgt på baggrund af vigtigheden for den metodiske litteratur og tilbagevendende udfordringer med elementerne i den empiriske litteratur.

---

<sup>1</sup> En mere ædruelig vurdering af TSCS analyser i komparative politik og politisk økonomi kan findes i Hall (2003).

Til at underbygge gennemgangen af grundelementerne lægger vi vægt på nødvendigheden af sammenhæng mellem teori, data og metode.

Artiklen falder i følgende dele. I afsnit 2 giver vi en introduktion til TSCS data's struktur. Herefter præsenterer vi i afsnit 3 et stiliseret eksempel på et forskningsspørgsmål og hypotese. Vi anvender eksemplet til at understrege metodiske pointer i de følgende afsnit. Eksemplet er karakteristisk for den komparative politiske og økonomiske litteratur, som nærværende artikel omhandler. Afsnit 4 viser vigtigheden af at operationalisere variable og relationer korrekt med udgangspunkt i teorien. I afsnit 5 diskuterer vi ikke-stationaritet og mulige udfordringer, der kan følge af at inkludere ikke-stationære variable i en økonometrisk model. Afsnit 6 indeholder en diskussion af modellering og overvejelser hertil i relation til heterogene effekter, lags og enhedsspecifikke effekter i modeller med tidsinvariante variable. I afsnit 7 diskuterer vi, om det er muligt at udlede kausale effekter eller deskriptive mønstre på baggrund af typiske TSCS analyser. Konklusionen indeholder en TSCS kagebog, der opsummerer artiklen og guider praktikerer i mødet med TSCS analyser.

## 2. Hvad er time-series cross-section data?

Time Series Cross Section (TSCS) data har en tids-dimension med perioder og en tværsnits-dimension med enheder. Hver enhed observeres flere gange over tid. I tabel 1 ses et eksempel på TSCS datastrukturen. Hver enhed (her landene Danmark, Tyskland og USA) observeres i årene 1981, 1982 og 1983.<sup>2</sup> Inden for komparativ politik og komparativ politisk økonomi er det typiske antal enheder mellem 15 og 28 (eksempelvis OECD-lande) med en tidsperiode fra 5 til 60 år. Enkelte studier inkluderer også helt op til 180 lande (Lessmann & Seidel, 2017). Det ses dog oftere, at antallet af perioder overstiger antallet af enheder (Beck & Katz, 2011).

---

<sup>2</sup> Her ses et balanceret datasæt, hvor hver enhed observeres i samme antal perioder. Det er også muligt at arbejde med ikke-balancerede datasæt, hvor antallet af perioder varierer mellem enheder.

**Tabel 1: Udsnit af time-series cross-section datastruktur**

<i>Land</i>	<i>År</i>	<i>BNP/capita</i>	<i>BNP vækstrate</i>	<i>Makro- korporatisme</i>	<i>Inflation</i>	<i>Investeringer</i>
Danmark	1981	21054,04	-0,92	0,64	11,8	0,21
Danmark	1982	21843,86	3,75	1,13	10,1	0,23
Danmark	1983	22439,33	2,73	1,14	6,9	0,22
Tyskland	1981	21590,08	0,74	-0,03	6,3	0,27
Tyskland	1982	21554,37	-0,17	-0,03	5,2	0,26
Tyskland	1983	21938,50	1,78	-0,03	3,3	0,27
USA	1981	25615,52	1,56	-1,54	10,3	0,23
USA	1982	24869,67	-2,91	-1,54	6,1	0,21
USA	1983	25745,56	3,52	-1,55	3,2	0,21

Der er flere potentielle fordele ved at bruge TSCS data frem for rene cross-section og time-series data. For det første giver TSCS flere observationer end typiske tids-serie eller krydssektions analyser. Det ofte større antal observationer kan medføre øget præcision for parameter estimater. Det kan også give mulighed for at inddrage flere kontrolvariable uden mærkbart tab af frihedsgrader i almindelige statistiske tests (Podésta, 2000). Tilstedeværelsen af flere observationer inden for den samme enhed tillader desuden, at den samme enhed kan sammenlignes med sig selv over tid. Da mange forskningsspørgsmål relaterer sig til tids-dimensionen kan TSCS data tillade os at besvare spørgsmål, som krydssektions data ikke kan.

Potentielle problematikker forbundet med TSCS analyser relaterer sig særligt til ikke-stationaritet i tidsdimensionen og heterogene parametre på tværs af lande. Vi beskriver nærmere, hvordan ikke-stationaritet og heterogenitet kan skabe problemer i TSCS analyser i afsnit 5 og 6.

I det kommende afsnit introducerer vi et stiliseret forskningsspørgsmål, som repræsenterer typen af spørgsmål, der oplagt kan besvares ved brug af TSCS data.

### 3. Illustrativt eksempel

For at illustrere artiklens pointer introducerer vi her et stiliseret eksempel på en problemstilling, der kan analyseres med brug af TSCS data. Eksemplet er alene illustrativt og skal ikke ses som et selvstændigt bidrag til litteraturen.

Hicks & Kenworthy (1998) forsøger at forklare, hvorfor nogle (højtudviklede) lande opnår højere økonomiske vækstrater end andre. I artiklen argumenterer forfatterne for, at en højere grad af (arbejdsmarkeds)koordinering styrker den økonomiske vækst. Den højere vækst kan opstå som følge af, at en højere koordineringsgrad tillader virksomheder at overkomme *kollektive handlingsproblemer* og derved indgå fælles aftaler om produktionstandarder og investering i forskning og uddannelse. Disse driver innovationsprocesser, som påvirker den økonomiske vækst. Forfatterne antager, at mange kollektive handlingsproblemer kan medføre mangel på finansiel kapital til at understøtte innovationsprocesserne og derved føre til lavere økonomisk vækst. Et relevant forskningsspørgsmål i forhold til teorien er, om den påståede sammenhæng mellem vækst og koordineringsgrader er korrekt. En hypotese udledt på baggrund af teorien er:

Hypotese: Lande, der har en høj grad af koordinering i økonomien, vil opnå højere økonomiske vækstrater i forhold til lande med en lav grad af koordinering i økonomien.

I de kommende afsnit tager vi udgangspunkt i den stiliserede hypotese til at illustrere hver af vores 6 grundelementer.

#### 4. Teori og variable målt som niveau og tilvækst

En grundsætning i økonometri lyder, at selv avancerede metoder ikke kan redde en analyse, hvis de underliggende data ikke er valgt korrekt (se eksempelvis Beck, 2008). Hvis variablene fra teorien ikke operationaliseres hensigtsmæssigt, kan den følgende økonometriske analyse ikke svare på det spørgsmål, som vi er interesserede i. I TSCS analyser er det navnlig vigtigt at være opmærksom på, om de inkluderede variable skal måles i niveau eller som ændring (fx tilvækst).<sup>3</sup>

I vores stiliserede eksempel tilsiger teorien, at der er en sammenhæng mellem et lands koordineringsgrad og økonomiske *vækst*. Sætningen indeholder to vigtige elementer. For det første refererer ”hvor koordineret” til størrelsen, omfanget eller niveauet af koordineringsgraden. For at teste hypotesen har vi brug for et mål, der siger noget om *niveauet* af koordinering. For det andet siger teorien noget om den økonomiske *vækst*. Vækst er her det centrale ord, som refererer til *ændringen* i økonomiens størrelse. Vi har derfor brug for et mål, der indfanger ændringer i økonomisk vækst. Havde vores teori sagt noget om, hvor stor økonomien er, så ville vi i stedet ønske et mål for niveauet af BNP (per indbygger). Og tilsvarende: havde teorien sagt, at en *stigende grad* af koordinering medfører højere økonomisk vækst, så ville det relevante mål for koordinering være dens *ændring*. Når vi skal operationalisere forklarende og afhængige

---

<sup>3</sup> Der er mange andre elementer, læseren skal være opmærksom på i operationalisering af variable. Et eksempel er det kvalitative aspekt af kvantificerede variable (Kenworthy, 2003; Jahn, 2016). Vi fokuserer her på ændringer og vækstrater, da de er en tilbagevendende udfordring i empiriske studier.

variable, er det vigtigt at være opmærksom på typen af variable – er det niveau-variable eller tilvækst-variable, der ønskes?

I vores eksempel omfatter operationaliseringen niveauet af koordinering og væksten i BNP per indbygger. En rimelig operationalisering af koordinering er Martin & Swanks (2012) mål for *makrokorporatisme*, der indfanger flere af de mest centrale dimensioner af (markeds)koordinering. Den økonomiske vækst kan rimeligvis operationaliseres som den *årlige procentvise vækst i real BNP per indbygger*. Det samlede datasæt dækker årene 1980-2002 for 17 OECD-lande. Bilag A indeholder en uddybende variabelbeskrivelse, henvisninger til originale datasæt og deskriptive statistikker.

## 5. Stationære data og tests for unit roots

I denne sektion lægger vi vægt på tidsdimensionen i TSCS data. Vi er interesserede i, om forklarende og afhængige variable er *stationære* eller *ikke-stationære* og har såkaldte *unit roots*. Afsnittet indeholder først en beskrivelse af, hvad der kendetegner ikke-stationaritet, hvad det typisk betyder for vores muligheder for at inferere fra estimerede økonometriske modeller, hvordan vi kan teste for ikke-stationaritet, og endelig hvordan ikke-stationaritet kan håndteres. Tidligere har den empiriske forskning kun i begrænset omfang forholdt sig til ikke-stationære data (Kittel & Winner, 2005). Selvom problemet er mindre i dag, er ikke-stationaritet fortsat et grundproblem, der kan medføre misfortolkninger af estimerede modeller.

En variabel med unit root (også kaldet en random walk) er en ikke-stationær tidsserie. Unit root tidsserier er kendetegnet ved, at de *ikke glemmer, hvad der er foregået i tidligere perioder*, og som følge heraf er *uforudsigelig* (Enders, 2015: 195-196). Niveauet af BNP per indbygger er et eksempel på en variabel, som oftest er ikke-stationær. Over tid vil niveauet af BNP for et givet land i et givet år afhænge af tidligere perioders *shock*, såsom økonomiske kriser og naturkatastrofer. Variable med og uden unit roots kommer i forskellige udformninger, afhængende af om serien også har en vedvarende trend. I figur 1 ses graferne fra 10 simuleringer af 4 forskellige variable over 50 perioder.<sup>4</sup> Serierne har (a) unit root, (b) er stationær, (c) har unit root med drift, og (d) er trend-stationær.<sup>5</sup>

Serien med unit root (a) holder sig ikke omkring en bestemt middelværdi over tid – den 'husker' alle tidligere fejlleds chok. Resultatet er, at det ikke er til at forudsige, hvor serien bevæger sig hen over tid. I modsætning hertil vender den stationære serie (b) altid tilbage til seriens middelværdi. Serien glemmer tidligere shock over tid. Panel (c) viser ikke-stationære variable med drift. Drift henviser til, at serien har en generel trend

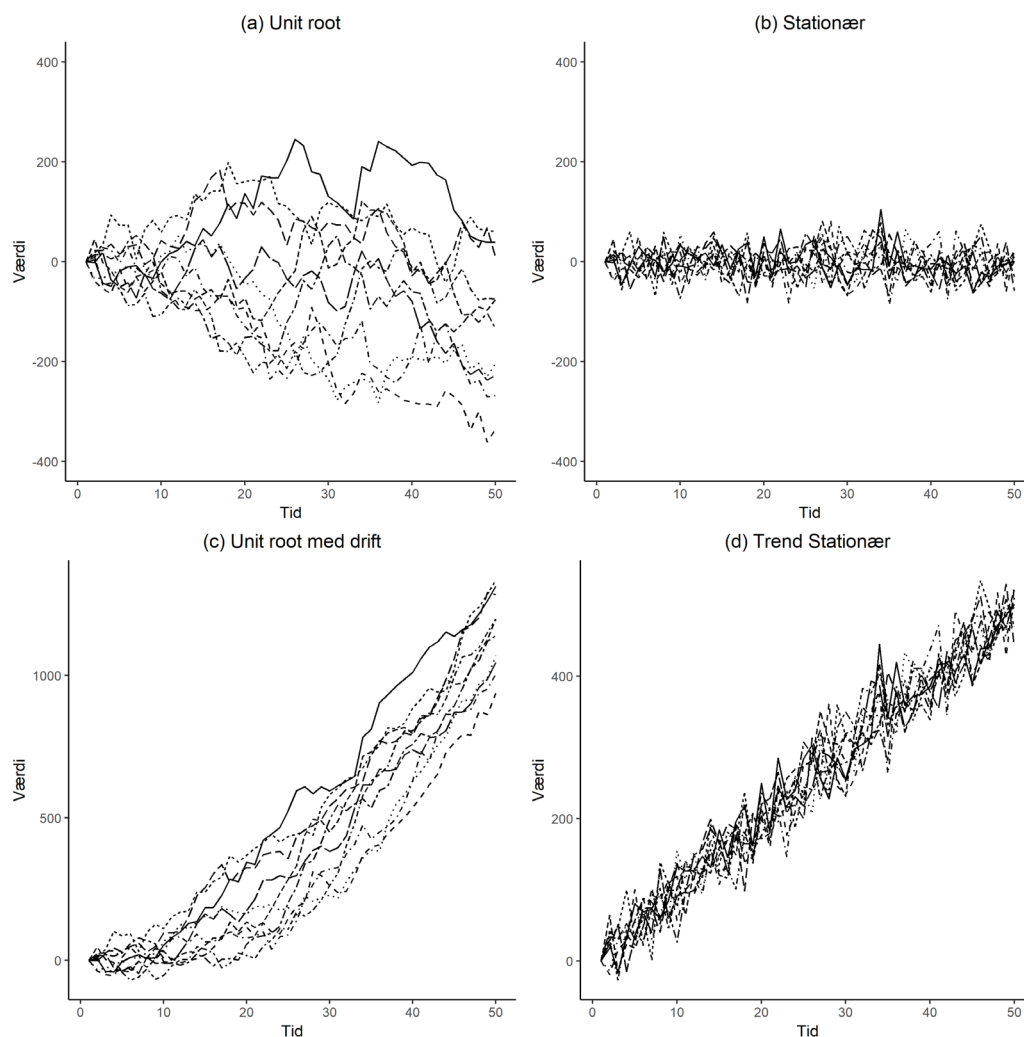
---

<sup>4</sup> Vi har anvendt samme 10 simulerede serier af fejllad til alle fire variable. Forskelle mellem panelerne skyldes altså alene tilstedeværelsen af unit root og/eller tidstrend.

<sup>5</sup> Det er værd at bemærke at selvom vi kalder (d) trend-stationær er det stadig nødvendigt at kontrollere for trenden i regressioner for at undgå problemer tilsvarende unit roots.

over tid. Ligesom serierne i panel (a) husker variabelen i panel (c) også tidligere perioders chok. Selvom serien generelt bevæger sig i en retning, kan *niveauet* variere på et givent tidspunkt som følge af tidligere perioders chok. Vi kan forudsige, at seriens middelværdi vil stige eller falde, men ikke hvor meget. Panel (d) viser en variabel, som er stationær omkring en lineær tidstrend. Variablen bevæger sig i en bestemt retning og vil vende tilbage til den tidsafhængige middelværdi efter et shock. Vi kan altså forudsige middelværdien for variabelen.

**Figur 1: Simulerede serier med unit root, stationaritet, unit root med drift, samt trend stationaritet.**



Unit root processerne er vigtige at forholde sig til af to grunde. For det første vil regressioner med ikke-stationære variable hyppigt have hypotesetest, som viser statistisk signifikante sammenhænge, oftere end de burde. Sandsynligheden for at begå en type 1 fejl – ikke at forkaste nulhypotesen, når alternativhypotesen er sand – er større, end hvad vi typisk antager for stationære data, og vi risikerer derfor at finde



sammenhænge, der er spuriøse (Granger & Newbold, 1974). Problemet opstår som følge af en seriekorrelation i fejleddet, som der ikke tages højde for i de klassiske hypotesetest. Nyere forskning har antydnet, at problematikken med seriekorrelation kan håndteres ved brug af standard fejl 'clustret' på enhedsniveau<sup>6</sup> for store nok antal observationer i enheds- og tidsdimensionen (Carlisle, 2016). For det andet bør læseren dog stadig være opmærksom på, at koefficienter baseret på variable med unit root, kan være misvisende, selv når der faktisk findes et forhold mellem variablene. Dette skyldes, at den typiske OLS estimator har bias, når de forklarende variable er ikke-stationære (Granger & Newbold, 1974; Hsiao, 2014: 377). I Appendix B har vi grafisk illustreret effekten af at regressere ikke-stationære variable på hinanden for at vise, hvordan OLS estimatoren reagerer med hensyn til konsistens (evne til at estimere den sande koefficient) og standardfejl.

Den klassiske fremgangsmåde til at håndtere ikke-stationære variable har været at tage første differencen af tidsserien. Det gøres ved at trække sidste periodes værdi fra den nuværende periodes værdi for hver enhed ( $y_{it} - y_{it-1}$ ).<sup>7</sup> Når vi tager første difference ændres variablen fra *niveau* til *ændringer*, eller fra *ændringer* til *ændringer i ændringer*. Man bør dog være opmærksom på, at hvis man kun tager første differencen af én variabel i en regression, og ikke gør det for de resterende variable, kan vi ikke altid sige noget om den teoretiske sammenhæng, vi oprindeligt var interesseret i.<sup>8</sup> Hvis alle variable i regressionen er integrerede af samme orden, er det muligt at tage første difference for alle variable, og den teoretiske sammenhæng kan fastholdes. I så fald kan vi dog ikke længere udtale os om en given langsigtet sammenhæng mellem variablene, men alene om kortsigtede sammenhænge (Hsiao, 2014: 379). Det er sjældent tilfældet, at alle variable er integrerede af samme orden, men det kan forekomme. Desuden kan en serie også anses for ikke-stationær, hvis den er trendstationær som i figur 1(d). I dette tilfælde kan trenden i serien fjernes ved at indsætte tidsvariable ( $t$ ,  $t^2$ ,  $t^3$ , ...) i den endelige model, og t-tests eller F-tests kan anvendes til at bestemme, hvor mange led der bør inddrages. Se eksempelvis Enders (2015a, pp. 187-195) for en nærmere beskrivelse af håndtering af variable, der ikke er stationære.

Et alternativ til at tage første difference på alle variable er at undersøge, om variable i modellen *kointegrerer*. Enders (2015: kapitel 6) og Hsiao (2014: kapitel 10) introducerer

---

<sup>6</sup> Clustrede standard fejl kan eksempelvis beregnes ved brug af vce-option i Stata eller lfe-pakken i R.

<sup>7</sup> Læseren bør være opmærksom på, at en variabel med unit root kan have forskellige udformninger, som medfører et behov for bestemte estimationsmetoder efter første difference (et eksempel er random walks - med eller uden trend - med såkaldte *white noise* processer).

<sup>8</sup> Tag som eksempel, at vi er interesseret i sammenhængen mellem realt BNP per indbygger samt inflationsniveauet i økonomien. Vi finder ud af, at BNP ikke er stationær, og tager derfor første difference (trækker værdien i året før fra værdien i året) af variablen. Hvis vi ikke foretager samme operation på inflationsniveauet, men i blind tro estimerer en model uden at tage første difference af prisniveauet, forsøger vi nu at estimere sammenhængen mellem *ændringer i BNP* og *inflationsniveauet*. Men dette hænger ikke sammen med den sammenhæng, vi egentligt er interesseret i. I stedet bør vi tage første difference af inflationsniveauet, og kan stille et spørgsmål, der tilsvarende vores originale: Hvordan er sammenhængen mellem ændringer i BNP og ændringer i inflationsniveauet?

til kointegration i tidsserier og paneler.<sup>9</sup> Det vigtige er her, at der findes et langsigtet forhold mellem to eller flere variable, som gør, at den samlede regression ikke er påvirket af, at de pågældende variable er ikke-stationære. Hvis forholdet faktisk eksisterer, vil fejlleddet fra regressionen være stationært. Alternativt vil fejlleddet fortsat være ikke-stationært, og problemerne med ikke-stationaritet er fortsat relevante. Tidlige test for kointegration fokuserede på tidsseriedata (se Enders, 2015: kapitel 6, for en introduktion; se Engle & Granger, 1987, for et eksempel fra litteraturen). Adskillige metoder til at teste for kointegration i TSCS data er siden blevet udviklet i 1990'erne og 2000'erne, hvoraf flere er implementeret i eksempelvis Stata og R.<sup>10</sup> Hvis et kointegrationsforhold eksisterer, vil det være muligt at estimere en *error-correction* (EC) model for sammenhængen mellem variablene (se Engle & Granger, 1987, og Grant & Lebo, 2016). Det er dog værd at huske, at kointegration ikke forekommer særligt ofte, og man bør derfor undersøge, om der faktisk forekommer kointegration med relevante test inden implementering af EC modeller.<sup>11</sup>

For at teste for unit roots i TSCS data kan vi anvende en række forskellige tests, som oftest bygger på principper fra Dickey-Fuller test for enkelte serier.<sup>12</sup> Før man tester for unit roots, er det dog altid en ubetinget god ide at plote sine data for at se, om datastrukturen tenderer til at have unit roots (panel a og c) eller er stationære (panel b) eller stationære omkring en trend (panel d). Vi eksemplificerer her, hvordan test for unit root kan foregå for vores stiliserede eksempel. Da koordineringsvariablen er stationær, anvender vi som eksempel på en ikke-stationær serie niveauet af BNP per

---

<sup>9</sup> I Appendix B viser vi hvordan OLS estimatoren reagerer i tilfældet, hvor to tidsserier kointegrerer. OLS estimatoren er super-konsistent. Det betyder, at estimatoren er konsistent og at standardfejlene er mindre end for stationært data.

<sup>10</sup> Eksempler på TSCS orienterede kointegration test er Pedroni (2004), Persyn & Westerlund (2008) og Westerlund (2007). Pedroni's fem forskellige test tager udgangspunkt i test for residualerne fra regressioner med I(1) data. Testen er relateret til residual-metoden fra Engle & Granger (1987), men anvender ikke ADF test. Testene udviklet af Westerlund (2007) tager udgangspunkt i error-correction modeller, og har som nul hypotese, at der ikke er kointegration. Implementeringen af Westerlunds (2007) test i Stata er beskrevet af Persyn & Westerlund (2008). Det er værd at bemærke, at typen af nulhypotese kan have betydning for test-resultaterne. Derfor kan det være en god ide at anvende flere forskellige test.

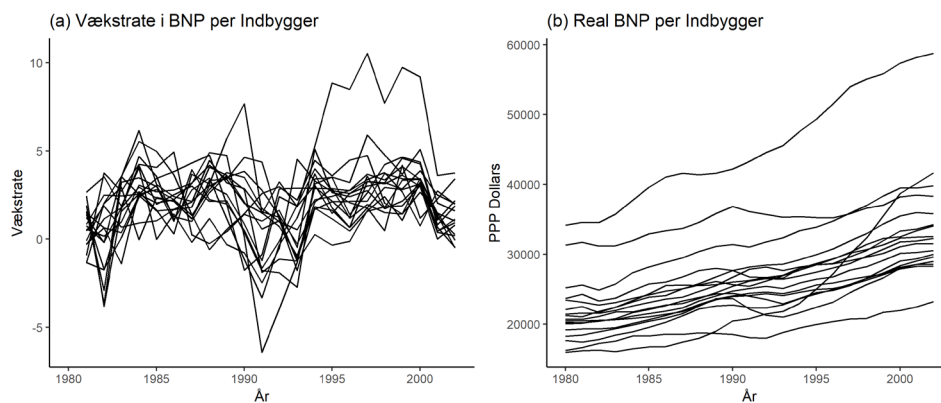
<sup>11</sup> Under bestemte antagelser (ingen korrelation mellem lande og tilfældigt fordelte moving average repræsentationer af variablene) kan det endda også lade sig gøre at estimere langsigtede forhold mellem variable, når de har unit root og ikke kointegrer (Coakley, et al, 2001, Phillips & Moon, 1999, Smith, 2001). Dette følger desuden under antagelsen, at modellen er korrekt specificeret (det kan eksempelvis være, at der skal inddrages enheds- og tidsspecifikke effekter), og at antallet af observationer i  $N$  og  $T$  dimensionerne er relativt store med  $T > N$  (Phillips & Moon, 1999).

<sup>12</sup> Se Enders (2015a: 247) for en række paneldata unit root tests, inklusive testen udviklet af Im, Pesaran & Shin (2003). Det er værd at bemærke, at alternativhypoteserne for forskellige panel unit root test varierer. For IPS testen er nulhypotesen, at der er unit root i alle enheders tidsserier. Alternativhypotesen er, at mindst én af enhederne ikke har unit root. Afhængig af formålet med testen er det ikke nødvendigvis tilstrækkeligt at vide, at eksempelvis mindst én ud af 280 kommuner ikke har unit root. Problemerne med ikke-stationære data vil sandsynligvis stadig påvirke regressionsmodellen. Vi kan desuden heller ikke ud fra testen vurdere, hvilken af enhederne der har en stationær tidsserie. En anden udfordring er, at testene ofte antager, at fejleddet i modellen ikke korrelerer på tværs af enheder. En ofte forholdsvis urimelig antagelse, eksempelvis når vi arbejder med lande, som ofte interagerer i mange dimensioner, eksempelvis ved handel, turisme, finansielle investeringer og migrationer. Enders (2015, s. 247-248) foreslår at foretage IPS og Levin-Lin-Chu test med tidsspecifikke effekter (en dummy for hvert år) for at håndtere dele af problemet med korrelation på tværs af lande. Man bør som praktiker altid være opmærksom på svaghederne omkring brugen af unit root test, og gerne gennemføre flere test hvis muligt.

indbygger. Den stationære variabel er i de følgende eksempler vækstraten i BNP per indbygger.

Vi viser først den grafiske illustration af serierne for at vurdere, om der er tegn på, at serierne er stationære eller ikke-stationære. Figur 2 viser (a) vækstraten i BNP per indbygger og (b) det reale BNP per indbygger målt i PPP dollars fra henholdsvis 1981 og 1980 frem til 2002 for 18 OECD-lande.<sup>13</sup> Fra figurerne ser vi, at vækstraterne fluktuerer omkring en bestemt middelværdi. Modsat ser det ud til, at real BNP per indbygger har en opadgående trend med brud i trendniveauet som følge af chok i bestemte perioder. Fra vores tidligere beskrivelse af serier med og uden unit, ser det altså ud til at (a) ikke har unit root, mens (b) har unit root med drift.

**Figur 2: Vækstrate og niveau af BNP per indbygger (PPP justeret) for perioden 1980-2002, 18 OECD lande**



I tabel 2 har vi vist resultatet af unit root test for de to variable. Vi anvender her testen fra Im et al. (2003) for unit roots med og uden trend såvel som med et års lag.<sup>14</sup> I testen er nulhypotesen, at alle enheders serier har unit root (er ikke-stationære), mens alternativhypotesen er, at mindst én enhed ikke har unit root. Inddragelsen af et lag gøres for at kontrollere for eventuel tilbageværende seriekorrelation, som kan påvirke standardfejlene i testen. Som det fremgår af tabellen, kan vi ikke afvise, at der er unit root i *niveauet* af BNP. Tabellen viser også, at den procentvise ændring i BNP per indbygger ikke tenderer til at have unit roots på tværs af enhederne (landene). Hvis vores teoretisk funderede model er baseret på niveauet af BNP, risikerer vi altså at stå med udfordringerne, vi har beskrevet ovenfor. Når niveauet af BNP derimod ændres til den procentvise ændring i BNP, er der ikke indikationer på unit roots i den afhængige variabel – hverken med og uden trend. Vi kan altså som udgangspunkt gå videre med vores stiliserede hypotesetest.

<sup>13</sup> Vækstraten starter året senere, da den er beregnet ud fra niveauet af BNP.

<sup>14</sup> Det bør som udgangspunkt være op til brugeren af unit root testen at vurdere, hvorvidt en given serie viser tegn på at trende, og hvorvidt en test bør indeholde en trend. Enders (2015b: 63-65) beskriver en generel fremgangsmåde for at teste for unit roots startende med den mest generelle model med drift og trend. Han lægger desuden vægt på, at tests anvendt uden eftertanke (grafisk undersøgelse af data) kan lede brugeren til meningsløse resultater.

**Tabel 1: IPS Unit Root test for vækstrate og niveau af BNP per indbygger, 17 OECD lande, 1980-2002.**

	<i>Kombination af trend og lag</i>			
	Nej	Ja	Nej	Ja
<i>Trend</i>	Nej	Ja	Nej	Ja
<i>1 års lag</i>	Nej	Nej	Ja	Ja
	<i>P-værdi fra test</i>			
<i>Vækstrate i BNP per indbygger</i>	< 0,001	<0,001	<0,001	<0,001
<i>Niveau af BNP per indbygger</i>	1	0,640	1	0,324

Vi har nu beskrevet nogle af problematikkerne med ikke-stationære data og nogle af måderne, hvorpå det kan håndteres. Med ikke-stationære data risikerer vi fejlbehæftede konklusioner omkring effektstørrelser og endda at finde spuriøse sammenhænge. Hvis vi har ikke-stationære data, er det muligt at håndtere problemet ved at tage første (eller højere ordens) difference på alle variable i regressionsmodellen. I bestemte tilfælde kan det desuden forekomme, at der findes kointegration imellem variable, og at vi kan estimere regressionsmodellerne, vi er interesserede i – fx med en error-correction model. Hvorvidt der er kointegration mellem ikke-stationære variable i vores datasæt, kan vi teste for. Det samme kan gøres for at finde ud af, om vores variable i første omgang er ikke-stationære. Den vigtigste ”test” er dog at forholde sig til, hvordan graferne for data ser ud. I de tilfælde, hvor det ikke er muligt, må vi enten revurdere den empiriske strategi eller tage resultatet som indikation på, at den teoretiske sammenhæng ikke kan testes.

## 6. Modeller og Estimationsmetoder

I dette afsnit introducerer vi nogle af de typiske overvejelser der er nødvendige i valget af modellering og estimation af teoretiske modeller med TSCS data. Vi fokuserer på modeller som kan tage højde for dynamiske effekter via laggede variable, parametre som er heterogene på tværs af enheder eller grupper, serie-korrelation i fejleddet og brugen af enheds- og tidsspecifikke effekter.<sup>15</sup> Vi antager i alle diskussionerne, at data er stationære.

<sup>15</sup> Vi forholder os her til modeller med kontinuerte afhængige variable som eksempelvis vækstraten i BNP. Beck et al. (1998) og Wooldridge (2010, kapitel 15) giver gode introduktioner til TSCS analyser med binære afhængige variable.

Den simpleste lineære model vi kan opstille, hvor der kun er én forklarende variabel ( $x_{it}$ ) er

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1 x_{it} + \epsilon_{it}.$$

I modellen er  $y_{it}$  den afhængige variabel for land  $i$  til tidspunkt  $t$ , og  $\epsilon_{it}$  er fejleddet (de faktorer, der påvirker  $y_{it}$ , der ikke er  $x_{it}$ ).  $\beta_0$  er en konstant, og endelig er  $\beta_1$  effektparameteren, som vi er interesserede i at estimere. Ved at opstille den simple model foretages en række antagelser: Først antages det, at effekten af  $x$  på  $y$  indtræder i den samme periode,  $t$ . Når  $x$  ændrer sig, ændrer  $y$  sig med det samme og  $y$  er ikke påvirket af værdien af  $x$  fra tidligere perioder. For det andet er det antaget, at  $y_{it}$  ikke afhænger af, hvad  $y_{it-1}$  var i tidligere perioder (givet  $x_{it}$ ). Formuleret med udgangspunkt i vores eksempel antager modellen altså, at vækstraten i år 2000 alene afhænger af koordineringsniveauet i samme år og ikke tidligere år. Den afhænger heller ikke af, hvad vækstraten var i 1999, når vi har kontrolleret for graden af koordinering i 2000. I en kompleks verden er det ofte sværere at argumentere for, at så simpel en model er tilstrækkelig til at finde effekten af koordinering på vækstraten. Typisk vil den afhængige variabel afhænge af sig selv i tidligere perioder og påvirkningen fra forklarende variable realiseres over en længere periode. Tager vi ikke højde for dette, kan vi risikere bias i estimerne af effekter. For det tredje antages det, at effekten af  $x$  er homogen på tværs af enheder  $i$ . Hvis dette ikke er tilfældet, vil effekten være heterogen, og hver enhed (eller grupper af enheder) har sin egen parameter  $\beta_i$ . Endelig antager modellen, at der ikke er seriekorrelation i fejleddet – at tilfældige chok til  $y$  kun varer én periode. Hvis chok kan påvirke  $y$  over flere perioder, kan der være i seriekorrelation i fejleddet.

Der er mange alternativer til den simple model, som anvendes i den empiriske komparative forskning (se for eksempel Beck, 2001; Beck, 2008; Beck & Katz, 2011; De Boef & Keele, 2008; Grant & Lebo, 2016; Keele & Kelly, 2006; Plümper et al., 2005). Den hurtigt voksende metodiske litteratur understreger, at der sjældent er én eviggyldig model – en *best practice* – grundet den sammensætning af teori og data, som der typisk arbejdes med i komparativ politik og politisk økonomi. I de følgende paragraffer beskriver vi de punkter, som kan bryde med den simple model, og typiske måder at håndtere dem på.

Hvilken modelleringsform der er rimelig at antage (og teste), er dels teoretisk betinget, dels betinget af datastrukturen. Hvis teorien klart angiver, at effekten af den forklarende variabel indtræder i samme periode, så bør der ikke inddrages flere lag af den forklarende eller den afhængige variabel. Hvis det antages, at effekten af en variabel indtræder over tid, vil det være fornuftigt at indsætte lag af den forklarende variabel i modellen, og teste om de laggede værdier er statistisk signifikante. Det er også ofte

rimeligt at antage, at den afhængige variabel afhænger af sig selv i tidligere perioder. Er det tilfældet for teorien, der testes, så skal der formentlig indgå et eller flere lag på den forklarende variabel i modellen.

En første udfordring i at fange både den teoretiske model og datastrukturen er valget af lagstruktur: Hvor mange laggede værdier af  $x$  påvirker  $y$ ? Der findes en række modeller karakteriseret ved forskellige lagstrukturer, som ofte ses i forskning med TSCS data. Hvis vi kan antage, at  $y$  ikke afhænger af sig selv i tidligere perioder, men at effekten af  $x$  indtræder over flere perioder, er den relevante modellering kaldes den relevante model Finite Distributed Lag (FDL) modellen. FDL modellen indeholder kun lag af de forklarende variable. Lagged Dependent Variable (LDV) modellen er anden udbredt model, som alene indeholder lag af den forklarende variabel. Endelig indeholder Additive Distributed Lag (ADL) modellen op til flere lags af både den forklarende og afhængige variabel.<sup>16</sup> ADL modellen er den mest generelle af vores modelformer, som tillader størst fleksibilitet til at fange strukturen i data og teoretisk model.

En anden udfordring er, at vi kan forvente, at hver enhed reagerer forskelligt på ændringer i de forklarende variable i modellen. Tag som eksempel, at et udsnit af lande oplever en olieprisstigning. Hvor kraftigt hvert lands økonomiske vækst reagerer på et olieprischok, kan afhænge af industristrukturen i landet. Et land med en stor kemisk industri, som anvender olie til produktion af plastikprodukter vil teoretisk blive hårdere ramt end et, der primært producerer services. I den simple model ovenfor ville koefficientestimatet,  $\beta$ , angive, at alle lande antages at blive påvirket ens. Estimation af modellen ville give et koefficient estimat vægtet mellem de to typer lande, og ikke være repræsentativ for hver type. Teorien kan her foreslå, at bestemte grupper af enheder reagerer ens, og vi skal estimere koefficienter for hver gruppe  $j$ ,  $\beta_j$ . Der findes naturligvis forskellige metoder til at håndtere heterogenitet i parametrene og muligheder for at teste, om parametrene faktisk varierer mellem lande. En fremgangsmåde til at inkludere model-heterogeniteten er at indsætte interaktioner mellem grupperne og dummier for grupperne i modellen. Hvilke antagelser, der er rimelige, afhænger igen både af teorien og de observerede data. En god introduktion til at håndtere estimation med heterogene parametre kan findes i Hsiao (2014, kapitel 6).

---

<sup>16</sup> I LDV modellen og ADL modellerne tiltræder effekterne af en ændring i  $x$  over tid. Det betyder, at der vil være forskel på kortsigtede og langsigtede effekter. I en LDV model ( $y_t = \beta_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \beta_1 x_t + \varepsilon_t$ ) kan den langsigtede effekt af en ændring i  $x$ ,  $\Delta x$ , beregnes som  $\Delta y = \frac{\beta_1}{(1-\alpha_1)} \Delta x$ . I en ADL model med to lags i  $y$  og et lag i  $x$  ( $y_t = \beta_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + \beta_1 x_t + \beta_2 x_{t-1} + \varepsilon_t$ ) er den langsigtede effekt  $\Delta y = \frac{(\beta_1 + \beta_2)}{(1-\alpha_1-\alpha_2)} \Delta x$ . Formlerne kan udvides til at tage højde for flere eller færre lag af  $x$  og  $y$ . Det er værd at bemærke, at problemet med unit root også kan ses her. Hvis  $\alpha_1$  er tæt på 1 i LDV modellen, så vil selv en lille ændring i  $x$  føre til et eksploderende  $y$ . Hvis koefficienten er 1 (unit root), er den langsigtede effekt ikke defineret (division med nul) –  $y$  vil blive ved med at stige over tid.

En tredje udfordring er seriekorrelation i fejleddet. For at kunne teste hypoteser skal vi bruge korrekte estimater af standardfejlene for parameterestimerne. Denne afhænger af variansen i fejleddet. En typisk problematik med tidsserie og TSCS data er, at fejleddet har seriekorrelation. Når der er seriekorrelation i fejleddet, medfører det, at klassiske standardfejl fra OLS regressioner undervurderer den faktiske variation i variabelen. Som resultat må vi forkaste nulhypoteser for t- og F-test oftere, end vi burde.<sup>17</sup> Udover serie-korrelation kan TSCS modeller også have kontemporær korrelation (Beck & Katz, 1995, 1996). Den klassiske løsning til at håndtere begge udfordringer samtidigt har været at estimere Panel Corrected Standard Errors (PCSE) (Beck & Katz, 1995), og at håndtere seriekorrelation i fejleddet separat (eksempelvis ved at AR(1) GLS estimation).<sup>18</sup> En anden løsning er at estimere standardfejlene ved at klustre observationer på enhedsniveau, eller at anvende bootstrap-standardfejl på enhedsniveau (se eksempelvis Carlisle, 2016). Fremgangsmåderne kræver generelt, at fejlene mellem enheder ikke er korrelerede, og at antallet af clustre er relativt højt (Cameron & Miller, 2015). Test for serie-korrelation kan foregå ved at regressere de estimerede fejlede i periode  $t$  på fejleddet for periode  $t_1$  (se Wooldridge, 2010, s. 176-178 og 274-276).

Det er afgørende for valget af model, at man kan argumentere for, at modellen er i overensstemmelse med teorien. Medmindre teorien klart foreskriver en modelleringsform over en anden, kan det være hensigtsmæssigt at tage udgangspunkt i den mest generelle form, ADL modellen. I vores eksempel har vi ikke nogen teoretiske grunde til at foretrække bestemte lagspecifikationer på baggrund af teorien. Vi ville derfor for dette eksempel starte med en ADL form, som tillader os at teste for betydningen af forskellige lagstrukturer. Da vi ikke har formodninger om, at der er heterogene effekter på baggrund af teorien, ville vi som udgangspunkt ikke forsøge at modellere heterogene parametre. Er vi alligevel i tvivl, kan vi undersøge, om der er stor grad af variation i parametrene i modellen. Alle vore foreslåede modeller bør desuden som hovedregel testes for seriekorrelation i fejleddet. Dette gøres for at sikre troværdigheden af den hypotesetest, vi ville ønske at udføre. Wooldridge (2010: 176-178, 274-276) beskriver to metoder til test af seriekorrelation i et TSCS set-up: En OLS model med enhedsspecifikke effekter og en model uden. Vi anbefaler, at læseren på baggrund af en af disse to tests tager stilling til, hvordan fejleddet skal håndteres.

## 6.1 ENHEDSSPECIFIKKE EFFEKTER

I den simple model antog vi implicit, at modellen var velspecificeret. Det vil sige, at vi har inddraget alle relevante variable i deres rigtige funktionelle form. I mange tilfælde

---

<sup>17</sup> I tidsserie litteraturen er en typisk løsning til at håndtere seriekorrelation at bruge HAC estimatoren udledt af Newey & West (1987).

<sup>18</sup> Til at håndtere korrelation i fejleddet mellem enheder foreslår Beck (2008) desuden at indsætte spatiale matricer i regressionen. Det gøres simpelt ved at indsætte variable, som beskriver en relevant form for afstand (handels, geografisk, eller anden) mellem enhederne i analysen.

er der desværre variable, som vi ikke kan kontrollere for, enten fordi vi ikke ved, hvilke variable der burde være i modellen, eller fordi variabelen ikke er tilgængelig. I de tilfælde anser vi de manglende variable for at være inkluderet i fejleddet. Hvis variablene i modellen korrelerer med de udeladte variable, er der risiko for bias i estimerne. De enhedsspecifikke effekter er her en catch-all løsning, som kontrollerer for alle variable, der er tidsinvariante og specifikke for hvert land, som kan findes i fejleddet (eksempelvis kultur, der kan være svær at indfange i én variabel). Fordi de enhedsspecifikke effekter fjerner alle (faste) forskelle mellem lande, medfører det også, at alle forskelle mellem landes fjernes. Derfor kaldes modeller med enhedsspecifikke effekter (fixed effects) også for *with-in* modeller. I mange tilfælde kan det være en god ide at inkludere enhedsspecifikke effekter for at styrke troværdigheden af estimerne i modellen. Det gælder i særdeleshed i de tilfælde, hvor teorien siger noget om ”with-in” forholdet mellem den afhængige og forklarende variabel. I dette afsnit fokuserer vi på problematikken ved at anvende enhedsspecifikke effekter, når relevante forklarende variable er nært tidsinvariante.

Selvom diskussionen af nært tidsinvariante variable og enhedsspecifikke effekter kan virke elementær, ser vi fortsat artikler udgivet af velansete forskere, som har problemer med brugen af særligt enhedsspecifikke effekter. Et nyere og godt eksempel på problemer, der kan opstå i fortolkninger af TSCS analyser med nært tidsinvariante variable og fixed effects, kan findes i Boix (2015).<sup>19</sup> Boix ønsker at undersøge økonomisk konvergens mellem lande over tid. Sådan en problemstilling er TSCS analyser grundlæggende gode til at belyse. Forfatteren inkluderer både enheds- og tidsspecifikke såvel som en række mål for (arbejdsmarkeds)koordinering (såsom lønkoordinering og jobbeskyttelse) i sine modeller. Begge mål varierer kun lidt over tid. Ved brugen af OLS og PCSE finder Boix, at der ikke er en signifikant sammenhæng mellem målene for koordinering og økonomisk vækst og konkluderer derfor entydigt: ”*Labor market institutions (...) do not matter*” (Boix, 2015: 71). Problemet ved dette udsagn skyldes, at arbejdsmarkedsinstitutioner som udgangspunkt ikke varierer meget internt i lande, men varierer mellem lande. Med fixed effect regressionen undersøger Boix alene, hvorvidt der er sammenhænge mellem vækst og *ændringer* i arbejdsmarkedsinstitutioner *internt* i et land. Boix kan således ikke sige noget om, hvorvidt den tidsinvariante forskel i arbejdsmarkedsinstitutionerne mellem lande betinger de enkelte landes økonomiske udvikling. Som det gennemgås i det følgende, er der god grund til at være skeptisk over for sådan et udsagn, når enhedsspecifikke effekter benyttes sammen med nært tidsinvariante variable. Dette understreger behovet for vores introduktion til enhedsspecifikke effekter i TSCS analyser.

Eksemplet fra Boix (2015) understreger en typisk udfordring med TSCS data. Der kan findes mange grunde til, at der er forskelle i middelværdier i den afhængige variabel

---

<sup>19</sup> Der findes mange – også nyere – eksempler på at brugen af enheds fixed effects kan medføre problemer for forfatternes fortolkninger (se fx Avdagic, 2015; Kollmeyer & Picher, 2013).



mellem lande. Er der ikke kontrolleret for dem i en given regression, kan de give bias i koefficient estimater. Indføres de relevante dummier på enheds- eller tidsdimensionen, kan vi tage højde for den eksogene variation, vi ellers ikke kan kontrollere for. Resultatet af at benytte enhedsdummier er, at vi undersøger effekter *inden for enheden* (her lande). Sagt lidt simpelt vil det sige, at det er variationen over tid inden for landet, der undersøges, og ikke forskellen mellem landene (Wooldridge, 2010: 247-251).

Lad os vende tilbage til vores stiliserede eksempel. I eksemplet fremføres, at graden af koordinering påvirker den økonomiske vækstrate i et land. Enheden i analysen er landet, og den forklarende variabel er graden af koordinering. Der ligger to implicite dimensioner for variation i koordinering i eksemplet: (1) variation i institutioner inden for hvert land over tid og (2) den gennemsnitlige variation mellem lande. Estimerer vi en fixed effects (FE) model og forsøger at tage højde for en række faktorer (såsom at Danmark har en anden kultur og geografisk placering end USA), kan vi alene sige noget om variationen i tidsdimensionen – dvs. den årlige ændring af koordineringens sammenhæng med vækstraten.<sup>20</sup> Hvis den primære del af variationen af interesse findes internt i landene, er brugen af FE ikke et problem – tværtimod. I sådan et tilfælde vil det, at vi har flere lande, alene gøre estimaterne af effekten mere præcise (hvilket er en af fordelene ved TSCS data). Hvis hovedparten af variationen derimod ligger *imellem* landene, er der risiko for, at vi ikke kan sige noget meningsfyldt om effekten, når FE benyttes. Dette gælder særligt for forklarende variable, der kun ændrer sig lidt over tid (Plümper et al., 2005). I værste tilfælde kan vi, når relativt tidsinvariante forklarende variable benyttes, risikere, at outlier-observationer kommer til at vise store og statistisk signifikante effekter, som ikke repræsenterer den faktiske effekt.

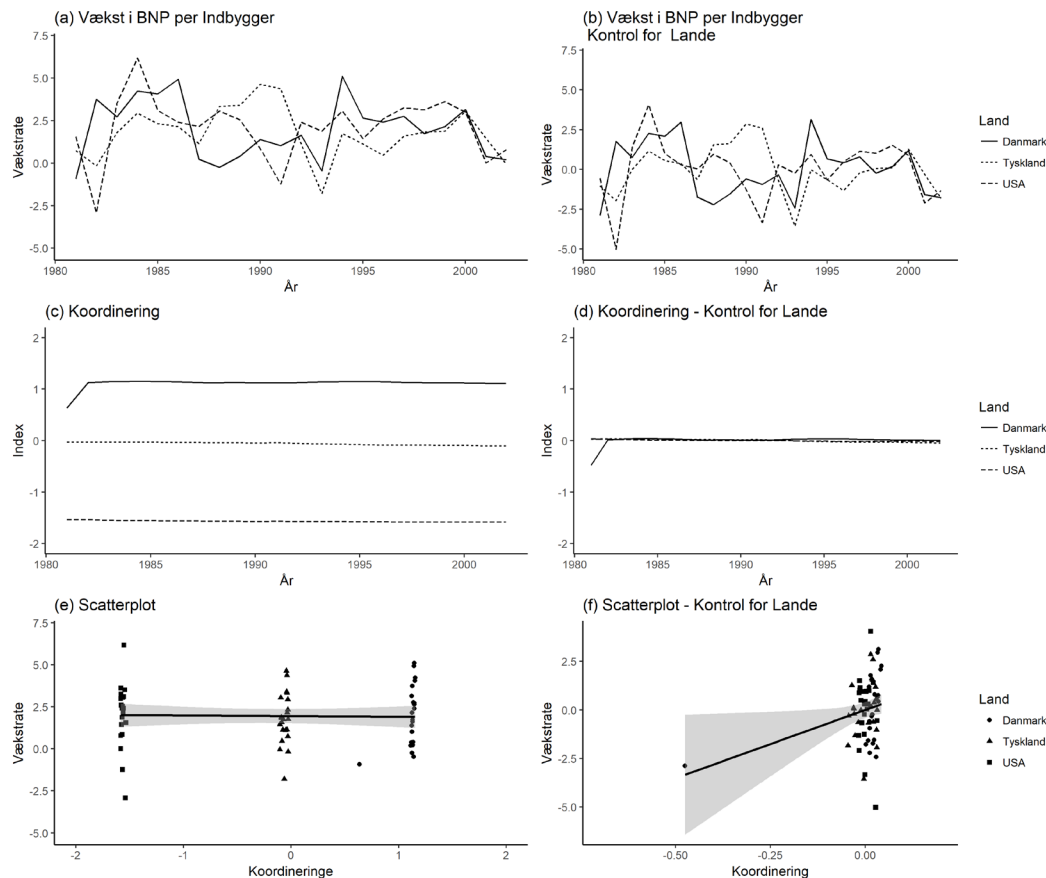
Et stiliseret eksempel på problemet med en lav grad af tidsvarians i den primære forklarende variabel er illustreret i figur 3. Her har vi taget tre lande (Danmark, Tyskland og USA) og observerer deres økonomiske vækstrate og koordineringsgrad over perioden 1981-2002. Panel (a) og (c) viser vækstraten og graden af koordinering over tid. Vi kan se, at der er en høj grad af varians over tid og mellem landene i vækstraten, men en lav grad af variation i koordineringsgraden. En enkelt outlier for Danmark i 1981 stikker ud og giver den højeste grad af tidsvarians over hele perioden.

Figur (e) viser et scatterplot af variablene. Linjen i plottet repræsenterer en TSCS OLS regression, hvor der ikke kontrolleres for lande- eller tidseffekter (eller andre relevante variable). Den tilnærmelsesvist vandrette regressionslinje angiver, at der ikke er nogen statistisk signifikant lineær sammenhæng mellem de to variable, når vi inddrager vores tre illustrative lande.

---

<sup>20</sup> Resultatet følger fra Frisch-Waugh-Lowell teoremet (Frisch & Waugh, 1933): Når vi kontrollerer for en variabel i en regression, fjerner vi den tilsvarende variation fra andre variables forklaringskraft. Det vil sige at vi fjerner alle gennemsnitlige niveauforskelle mellem lande fra alle variable.

**Figur 3: Sammenhængen mellem Vækstraten i BNP per Indbygger og Makrokorporatisme, Danmark, Tyskland og USA, 1981-2002.**



I figurene (b), (d) og (f) vises effekterne af at kontrollere for landespecifikke effekter. For hver af de to variable har vi regresseret variablen på et sæt af to lantedummier (en udelades som skæring i modellen). Resultatet er, at vi kan undersøge variablene, som de ville se ud i en FE regression, når der er kontrolleret for landespecifikke effekter. Vækstraten i BNP per indbygger er kun svagt påvirket – der er fortsat en stor grad af tidsvariation internt i landene. I modsætning forsvinder tilnærmelsesvist al variation i graden af koordinering, når vi introducerer landespecifikke effekter. Kun én enkelt observation for Danmark i 1981 afviger markant fra 0 med en værdi på -0,47. Det er ikke usandsynligt, at denne observation er resultatet af en målefejl. Figur (f) viser endelig et scatterplot, når der er kontrolleret for landespecifikke effekter. Vi kan nu se, at outlier-observationen forårsager en kraftig og statistisk signifikant positiv sammenhæng. Den positive sammenhæng forsvinder, når outlieren udelades.

Dette er et stærkt stiliseret eksempel. Der er tale om få lande og kun to variable. Men problematikken med tidsinvariante variable i FE regressioner er generelt relevant. Det er svært at forsvare at have tilnærmelsesvist tidsinvariante variable med i en regression

med enhedseffekter (landedummier). Samtidigt er det svært at undgå FE modellen, hvis vi ved, at der findes en stor mængde variable som er landespecifikke og som vi ellers ikke kan kontrollere for. Resultatet er, at vi som forskere må acceptere, at vores estimater i en model uden enhedsspecifik kontrol kan være biased, eller at et alternativt forskningsdesign kan være nødvendigt. Hvor stort problemet er, kan vi på forhånd ikke vurdere, medmindre vi kender alle relevante variable og deres korrelationer med andre variable i den estimerede model (hvilket vi i praksis sjældent gør).

## 7. Kausalitet og fortolkning

Målet med mange regressioner er at sige noget om kausale effekter. Det er naturligvis også tilfældet i den komparative politiske og politisk økonomiske litteratur. I dette afsnit diskuterer vi, hvad vi typisk kan sige om kausale effekter med typiske regressionsmodeller. Vores grundlæggende pointe er, at selvom de opstillede teorier er kausale, kan vi ofte ikke sige noget direkte omkring kausale effekter. I stedet giver det mening at anse regressionerne for deskriptive undersøgelser af sammenhænge, som kan være underbyggende eller udfordrende for de hypoteser, vi er interesserede i. Det betyder ikke, at det ikke er værd at udføre en TSCS analyse. Deskriptive undersøgelser har også sin ret i samfundsvidenskaberne. Men det er nødvendigt at være opmærksom på begrænsningerne de typiske fremgangsmåder.<sup>21</sup>

Rubin Kausal Modellen (RKM) er efterhånden en klassisk model til at forstå kausale effekter (Imbens & Rubin, 2010). En kausal effekt opstilles i frameworket med udgangspunkt i enheder og treatments. For hver enhed antages to (eller flere) potentielle udfald. Et potentielt udfald observeres for en enhed, hvis den er udsat for den relevante treatment. Den kausale effekt er forskellen imellem de potentielle udfald *for en enhed*. Da det ikke er muligt at observere begge (eller alle) udfald for den samme enhed, kan den faktiske kausale effekt ikke måles direkte. I stedet opstilles en sandsynlighedsmodel for tildeling af treatment til enheder. Under antagelsen at tildeling af treatment er statistisk uafhængig af de potentielle udfald, er det muligt at estimere kausaleffekten. RKM har direkte relation til Random Control Trials (RCT), eller eksperimenter, hvor det er muligt at randomisere treatments, så vi kan argumentere for at forskellene i observerede udfald faktisk skyldes treatment og ikke andre variable. For quasi-eksperimenter (og mange andre slags designs) har eksempelvis (propensity score) matching, instrument variable, difference-in-difference modeller og Regression Discontinuity Design fået opmærksomhed i relation til RKM (se eksempelvis Angrist & Imbens, 1994; Angrist & Pischke, 2009; van der Klaauw, 2010). Fælles for metoderne er, at de forsøger at specificere modeller, hvori vi på

---

<sup>21</sup> Vores tilgang til kausale og deskriptive resultater i TSCS analyser adskiller sig fra den generelle litteratur. I metodiske artikler diskuteres oftest effekter, hvor der underforstået er tale om kausale effekter. Dette reflekteres i empiriske artikler, hvor diskussioner af regressionsestimater ofte omtales som ”effekter”, selvom regressionen ofte ikke kan tillægges en kausal fortolkning. Vores mål er her at argumentere for, at typiske TSCS regressioner ikke kan anses for at være strengt kausale, men derimod må anses for deskriptive.

rimelig vis kan argumentere for, at variationen i de(n) forklarende variable af interesse er *eksogen* i forhold til den afhængige variabel.

Lad os vende tilbage til vores stilerede eksempel omhandlende økonomisk vækst og koordinering. Hvordan skal det forstås i forhold til RKM? Vi har et sæt af lande (enheder), der hver har et sæt af potentielle økonomiske vækstrater (udfald), som hvert land kan opleve. Hvilket udfald, der observeres, bestemmes af, hvilken koordineringsgrad landet tildeles (treatment). Vi er naturligvis interesserede i den kausale effekt af koordineringsgraden på den økonomiske vækstrate. Den optimale løsning for at estimere kausaleffekten er at udføre et randomiseret kontrolforsøg, hvor hvert land tilfældigt tildeles et sæt af institutioner, og de efterfølgende vækstrater observeres. Denne slags eksperimenter kan kun yderst sjældent gennemføres for lande, som jo normalt er enheden i TSCS analyser. Hvad vi i stedet ofte har adgang til, er observerede data for lande, som på et utal af dimensioner er forskellige. Koordineringsgraden er en ud af flere mulige dimensioner. Andre dimensioner (variable) kan vi observere i vores data som eksempelvis investeringsrater, human kapital og inflationsrater. Andre variable er mere vanskelige at indfange, såsom graden af tillid imellem beboere i bestemte områder, virksomhedslederes muligheder for at danne karteller, læringsevne blandt arbejdere, etc. Problemet med at gennemføre regressioner for observerede data i denne sammenhæng er, at vi ikke kan være sikre på, at forskelle i økonomiske vækstrater mellem lande alene skyldes de faktorer, vi er interesserede i. Vi kan ikke kontrollere for alle andre relevante forskelle mellem lande og tilnærme os en situation, hvor sammenligninger mellem lande giver os kausale effekter, som specificerede i RKM.<sup>22</sup> Hvis graden af koordinering for eksempel korrelerer med de udeladte (vigtige) variable, kan vi over- eller underestimere eventuelle sande kausale effekter.<sup>23</sup>

Hvad betyder det så? Skal vi fuldstændigt frasige os at udføre TSCS analyser i komparativ politik og politisk økonomi, fordi vi ikke kan finde den 'sande' kausale effekt, hvis den eksisterer? Vi vil argumentere for, at det ikke er nødvendigt. Som beskrevet i Angrist & Pischke (2009, kapitel 2) er enhver OLS regression og lignende redskaber sat op til at estimere den model, som bedst beskriver middelværdien af den afhængige variabel i regressionen.<sup>24</sup> Det vil sige, at vi kan udtale os om, hvordan data faktisk opfører sig givet den funktionelle form, vi anvender, og andre variable, vi forsøger at kontrollere for. Havde vi observeret en positiv koefficient på en regression med koordineringsgraden, kunne vi for eksempel konkludere, at den økonomiske vækst i vores data varierer positivt med vækstraten. Vi kan herefter evaluere, om de

---

<sup>22</sup> I det tidligere afsnit beskrev vi fixed effect regressioner med formålet at kontrollere for variable, der er *faste* for alle enheder. Selv med enhedsspecifikke effekter kan vi dog ikke være sikre på, at vi kontrollerer for alle tids-varierende variable.

<sup>23</sup> Et eksempel på en udeladt variabel, som kunne påvirke både økonomisk performance og koordineringsgraden, er valgsystemer (Cusack et al., 2007; Persson & Tabellini, 2003).

<sup>24</sup> Alternative estimationsmetoder, som ikke fokuserer på middelværdier, er quantile regressioner. De kan bruges til at estimere modeller, som bedst beskriver observerede percentiler i de observerede data. I denne type regressioner vil der naturligvis være tale om det bedste bud på en given percentileffekt, når der kontrolleres for andre variable i regressionen.

observerede data understøtter eller modsiger hypoteserne, vi har opstillet på baggrund af teorien. Den vigtige pointe er her, at vi udfører en analyse, som i sin natur er deskriptiv. Vi kan ikke udtale os om sande kausale effekter, medmindre vi kan argumentere for, at variationen i koordineringsgraden er eksogen.

## 8. Konklusion

Formålet med denne artikel er at give en sammenhængende introduktion til TSCS analyser. I artiklen har vi sat fokus på 6 forskellige emner. Alle emner relaterer sig til at skabe sammenhæng mellem teori, data(struktur) og model. Målet med TSCS analyser er at anvende statistiske modeller på data for at sige noget om hypoteser udledt på baggrund af teori. Uoverensstemmelser mellem teori, data(struktur) og model kan give misvisende resultater. Det er ikke nok at forholde sig til hvert element for sig. Opmærksomhed på det *gensidige* forhold mellem de tre komponenter i et analysedesign er nødvendigt. I dette konkluderende afsnit opstilles en række råd til praktikerne – en slags TSCS kagebog – der tilsammen udgør en samlet indgangsvinkel til brugen af TSCS data i komparativ politik og politisk økonomi (se nedenfor, Sektion 8.1).

For det første bør vi være opmærksomme på, hvilket forhold teorien siger noget om: Hvad er den afhængige variabel og forklarende variabel, og hvordan hævder teorien, at variablene relaterer sig til hinanden? Siger teorien eksempelvis noget om niveauet eller ændringen af bestemte variable, så skal variablene reflektere det. Hvis der ikke er overensstemmelse mellem teori og de valgte variable, formår vi ikke at undersøge teorien og drager dermed fejlagtige konklusioner.

For det andet skal vi på grund af TSCS datas tidsdimension være opmærksomme på ikke-stationaritet. Ikke-stationaritet (unit root) medfører risiko for bias i statistiske test som t- og F-test, og i bestemte tilfælde stærke bias i estimerne. Den afhængige variabel skal være stationær, før det giver mening at regressere en model.<sup>25</sup> Test derfor først for ikke-stationaritet ved at plote dine data – og plot dem så en ekstra gang. Plottene giver indblik i variabelnes struktur og mulige problematikker. Det gælder både ekstreme outliers og ikke-stationaritet. Herudover er mange unit root tests tilgængelige i standard statistikprogrammer. Styrken af testene varierer med deres specifikation, men særlige tilfælde af unit roots kan øjet ligeså godt – eller bedre – spore. Plot derfor data og test derefter for unitroots med en statistisk test.

Hvis der er problemer med unit root, kan man overveje at tage første differencen af den afhængige variabel for at se, om det løser problemet. Vær dog opmærksom på, at det kan bryde med det forhold, som teorien siger noget om. Har man således en teori, der siger noget om niveaueffekter og en afhængig (niveau)variabel, der har unit root,

---

<sup>25</sup> Dette gælder naturligvis kun for modeller der antager stationaritet.

kan det være nødvendigt at anerkende, at en given hypotese ikke kan testes med de foreliggende data.

For det tredje er der en række vigtige valg, der skal tages, når vi opstiller den statistiske model. Først skal vi tage stilling til, om teorien siger noget om heterogene eller homogene effekter. Siger teorien noget om heterogene effekter – altså at en given ændring i den forklarende variabel har en forskelligartet effekt på tværs af enhederne – bør det eksplicit modelleres eksempelvis ved brug af interaktioner mellem de relevante variable og enheds-dummier.

For det fjerde skal der tages stilling til antal lags for forklarende og afhængige variable. Hvis teorier eksplicit siger, at der går  $x$  antal år, før en effekt indtræffer, så bør det modelleres og testes. Det er dog sjældent, vi er så heldige, så det er værd at undersøge betydningen af variende (rimelige) antal lags for konklusionerne af undersøgelsen.

For det femte skal der tages stilling til, om brugen af fixed effects giver mening. Hvis teorien siger noget om forholdet mellem enheder, skal man være særligt opmærksom på brugen af fixed effects, da enhedsspecifikke effekter (1) kan fjerne den varians, vi er interesserede i, og (2) vi kan risikere at udlede fejlagtige sammenhænge grundet outliers i nært tidsinvariante variable. Hvis vi er interesserede i within variansen, giver det derimod i langt de fleste tilfælde god mening at bruge fixed effects. Det giver dog ingen mening at bruge nært tidsinvariante variable i sådan et set-up, så undlad brugen af variable med meget lidt varians over tid, når fixed effects benyttes.

Da det ikke per definition er muligt at udlede (kausale) effekter på baggrund af TSCS analyser, bør vi for det sjette spørge, om vi kan sige noget om, hvorvidt en given regression kan estimere kausale effekter, eller bør anses for at være deskriptiv. Selvom der ikke kan udledes kausale effekter, kan det dog udmærket give mening at bruge TSCS data, da en mere deskriptiv tilgang også kan bidrage med mange nye vigtige indsigter.

Den metodiske litteratur om TSCS er omfangsrig, og hensigtsmæssige analyser kræver, at man sætter sig ordentligt ind i den. Et overblik over grundelementerne, man som minimum bør forholde sig til i en TSCS analyse, har manglet. Det er håbet, at vi her har givet en samlet introduktion, som gør det lettere for flere at komme sikkert i gang med at besvare relevante og interessante forskningsspørgsmål inden for komparativ politisk økonomi.

## **8.1 TSCS KOGEBOG:**

1. Sørg for at de valgte variable afspejler det forhold, som teorien siger noget om.
2. Plot dine data og vurder, om der er problemer med ikke-stationaritet. Ved tegn på ikke-stationaritet, test da statistisk for problemet og vurder i samspil mellem

- statistisk test og plot, om bestemte variable er ikke-stationære. Er der ikke problemer med ikke-stationaritet, så fortsæt til punkt 3.
- 2.1. Er der problemer med ikke-stationaritet, kan du overveje at bruge andre estimationsmetoder end typiske regressioner såsom error-correction modeller. Her skal du dog være opmærksom på, (1) om variablene kointegrerer i modellen og (2) om brugen af en anden model er i bedre overensstemmelse med punkt 1.
  3. Foreslår teorien homogene effekter? Hvis ja, så fortsæt til punkt 4.
    - 3.1. Foreslår teorien heterogene effekter, kan det være nødvendigt at estimere en model med koefficienter, som varierer mellem enheder. En fremgangsmåde hertil er at inddrage interaktionsled med enheds/gruppe-dummier. Fremgangsmåder omfatter blandt andre interaktionsled med enheds/gruppe-dummier, random coefficient modeller, Seemingly Unrelated Regressions.
  4. Siger teorien noget om lags på de uafhængige variable? Hvis ja, bør teoriens foreslåede lag specifikationer testes i den estimerede model.
    - 4.1. Siger teorien ikke noget om lag af effekter, bør længden på forskellige lags testes. En tidsserie økonometrisk tilgang hertil er Box-Jenkins metoden: Inddrag flere lags af variablene i modellen og fjern derefter lags, som er statistisk insignifikante.
  5. Er du kun interesseret i "with-in" forholdet mellem to variable, giver det (næsten) altid god mening at bruge enhedsspecifikke effekter.
    - 5.1. Er du interesseret i (niveau)forholdet mellem to variable, skal du være særligt opmærksom på brugen enhedsspecifikke effekter.
    - 5.2. Har du tidsinvariante eller nært tidsinvariante variable, skal du undlade at bruge enhedsspecifikke effekter (og du bør overveje 6.0 særligt grundigt).
  6. Når du har kørt din model, skal du naturligvis (som altid) være opmærksom på, hvorvidt estimaterne kan tolkes som (kausal)effekter eller blot som sammenhænge i data.

## Litteratur

- Angrist, A.D. & Imbens, G.W. (1994). "Identification of Causal Effects Using Instrumental Variables". *Journal of the American Statistical Association*, 91, 444-455.
- Angrist, A.D. & Pischke, J. (2009). *Mostly Harmless Econometrics*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Avdagic, S. (2015). "Does Deregulation Work? Reassessing the Unemployment Effects of Employment Protection". *British Journal of Industrial Relations*, 53, 6-26.
- Beck, N. (2001). "Time-series–cross-section data: What have we learned in the past few years?" *Annual Review of Political Science*, 4, 271–293.
- Beck, N. (2008). "Time-series Cross-section Methods", i Box-Steffensmeier, J. M., Brady, H. E., & Collier, D. (red.), *The Oxford handbook of political methodology* (s. 475-593). Oxford: Oxford University Press.
- Beck, N. & Katz, J.N. (1995). "What to Do (And Not to do) with Time-Series Cross Section Data". *American Political Science Review*, 89, 634-647.
- Beck, N. & Katz, J.N. (1996). "Nuisance versus substance: specifying and estimating time-series–cross-section models". *Political Analysis*, 6, 1–36.
- Beck, N. & Katz, J.N. (2007). "Random Coefficient Models for Time-Series Cross-Section Data: Monte Carlo Experiments". *Political Analysis*, 15, 182-195.
- Beck, N. & Katz, J.N. (2011). "Modeling Dynamics in Time-Series-Cross-Section Political Economy Data". *Annual Review of Political Science*, 14, 331-352
- Boix, C. (2015). "Prosperity and the Evolving Structure of Advanced Economies", i Beramendi et al. (red.) *The Politics of Advanced Capitalism*, 67-88, Cambridge University press.
- Bradley, D. H., & Stephens, J. D. (2007). "Employment Performance in OECD Countries: A Test of Neoliberal and Institutional Hypotheses". *Comparative Political Studies*, 40, 12, 1486-1510.
- Cameron, A. C. & Miller, D. L. (2015). "A Practitioner's Guide to Cluster-Robust Inference". *The Journal of Human Resources*, 50, 2, 317-372.
- Carlisle, E. M. (2016). *Fixed Effects Panel Data Models: To Cluster or Not to Cluster*. Unpublished Manuscript.
- Coakley J, A-M Fuertes & R.P. Smith (2001). *Panel PPP Estimators With I(1) Real Exchange Rates*, Unpublished Manuscript.
- Cusack, T.R., Iversen, T., & Soskice, D. (2007). "Economic Interests and the Origins of Electoral Systems". *American Political Science Review*, 101, 373-391.
- De Boef, S. & Keele, L. (2008). "Taking Time Seriously". *American Journal of Political Science*, 52, 1, 184-200.
- Enders, W. (2015). *Applied Econometric Time Series*, Wiley, 4ed.
- Engle, R. F. & Granger W. J. (1987). "Cointegration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing". *Econometrica*, 55, 2, 251-276.
- Frisch, R. & Waugh, F. (1933). "Partial Time Regressions as Compared with Individual Trends". *Econometrica*, 1, 387-401.



- Garrett, G. (1998). *Partisan politics in the global economy*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Granger, C.W.J. & Newbold, P. (1974). "Spurious Regressions in Econometrics". *Journal of Econometrics*, 2, 111-120.
- Grant, T. & Lebo, M. J. (2016). "Error Correction Methods with Political Time Series". *Political Analysis*, 24, 3-30.
- Hall P.A. (2003). "Aligning Ontology and Methodology in Comparative Research", i Mahoney J. & Rueschemeyer D. (red.) *Comparative Historical Analysis in the Social Sciences*. Cambridge, UK and New York: Cambridge University Press, s. 373-404.
- Hall, P.A., & Gingerich, D. (2009). "Varieties of capitalism and institutional complementarities in the political economy". *British Journal of Political Science*, 39, 449-482.
- Hicks, A. & Kenworthy, L. (1998). "Cooperation and Political Economic Performance in Affluent Democratic Capitalism". *American Journal of Sociology*, 103, 1631-1672.
- Hsiao, C. (2014). *Analysis of Panel Data*. Cambridge University Press, 3. Ed.
- Im, K.S, Pesaran, M.H. & Shin, Y. (2003). "Testing for Unit Roots in Heterogeneous Panels". *Journal of Econometrics*, 115, 53-74.
- Imbens, G.W. & Rubin, D.B. (2010). "Rubin Causal Model" i Durlauf, S.N. & Blume, L.W. (eds) *Microeconometrics* (Kapitel 28). Palgrave MacMillan.
- Jahn, D. (2016). "Changing of the guard: trends in corporatist arrangements in 42 highly industrialized societies from 1960 to 2010". *Socio-economic Review*, 14, 1, 47-71.
- Keele, L., & Kelly, N. J. (2006). "Dynamic Models for Dynamic Theories: The Ins and Outs of Lagged Dependent Variables". *Political Analysis*, 14, 186-205.
- Kenworthy, L. (2016). "Quantitative Indicators of Corporatism". *International Journal of Sociology*, 33, 3, 10-44.
- Kittel, B., & Winner, H. (2005). "How reliable is pooled analysis in political economy? The globalization-welfare state nexus revisited". *European Journal of Political Research*. 44, 269-293.
- Kollmeyer, C. & Pichler F. (2013). "Is Deindustrialization Causing High Unemployment in Affluent Countries? Evidence from 16 OECD Countries, 1970-2003". *Social Forces*, 91, 785-812.
- Lessman & Seidel (2017). "Regional inequality, convergence, and its determinants – A view from outer space". *European Economic Review*, 92, 110-132.
- Maoz, Z., & Russett, B. (1993). "Normative and Structural Causes of Democratic Peace, 1946–1986". *American Political Science Review*, 87, 3, 624-638.
- Newey, W. K. & West, K. D. (1987). "A Simple, Positive Semi-Definite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix". *Econometrica*, 55, 3, 703-708.
- Pedroni, P. (2004). "Panel Cointegration: Asymptotic and Finite Sample Properties of Pooled Time Series with an Application to the PPP Hypothesis". *Econometric Theory*, 20, 3, 597-625.

- Persson, T. & Tabellini, G. (2003). *The Economic Effects of Constitutions*. Cambridge Ma.: MIT Pres.
- Persyn, D. & Westerlund, J. (2008). "Error-correction-based Cointegration Tests for Panel Data". *Stata Journal*, 8, 1, 232-241.
- Plümper, T., Troeger, V.E., & Manow, P. (2005). "Panel data analysis in comparative politics: Linking method to theory". *European Journal of Political Research*, 44, 327-354.
- Phillips, P. C. B. & Moon, H. R. (1999). "Linear Regression Limit Theory for Nonstationary Panel Data". *Econometrica*, 67, pp. 1057-1111.
- Podestà, F. (2000). "Recent developments in quantitative comparative methodology: The case of pooled time series cross-section analysis". *DSS PAPERS SOC* 3-02.
- Rueda, D. & Pontusson, J. (2000). "Wage inequality and varieties of capitalism". *World Politics*, 52, 3, 350-383.
- Smith, R. (2001). *Estimation and Inference With Non-Stationary Panel Time-Series Data*. Unpublished Manuscript.
- Swank, D. & Steinmo, S. (2002). "The New Political Economy of Taxation in Advanced Capitalist Democracies". *American Journal of Political Science*, 46, 3.
- Van der Klaauw (2010). "Regression-Discontinuity Analysis", i Durlauf, S.N. & Blume, L.W. (eds), *Microeconometrics* (Kapitel 26). Palgrave MacMillan.
- Westerlund, J. (2007). "Testing for Error-Correction in Panel Data". *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 69, 6, 709-748.
- Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 2.ed.

## Bilag A: Variabelbeskrivelse

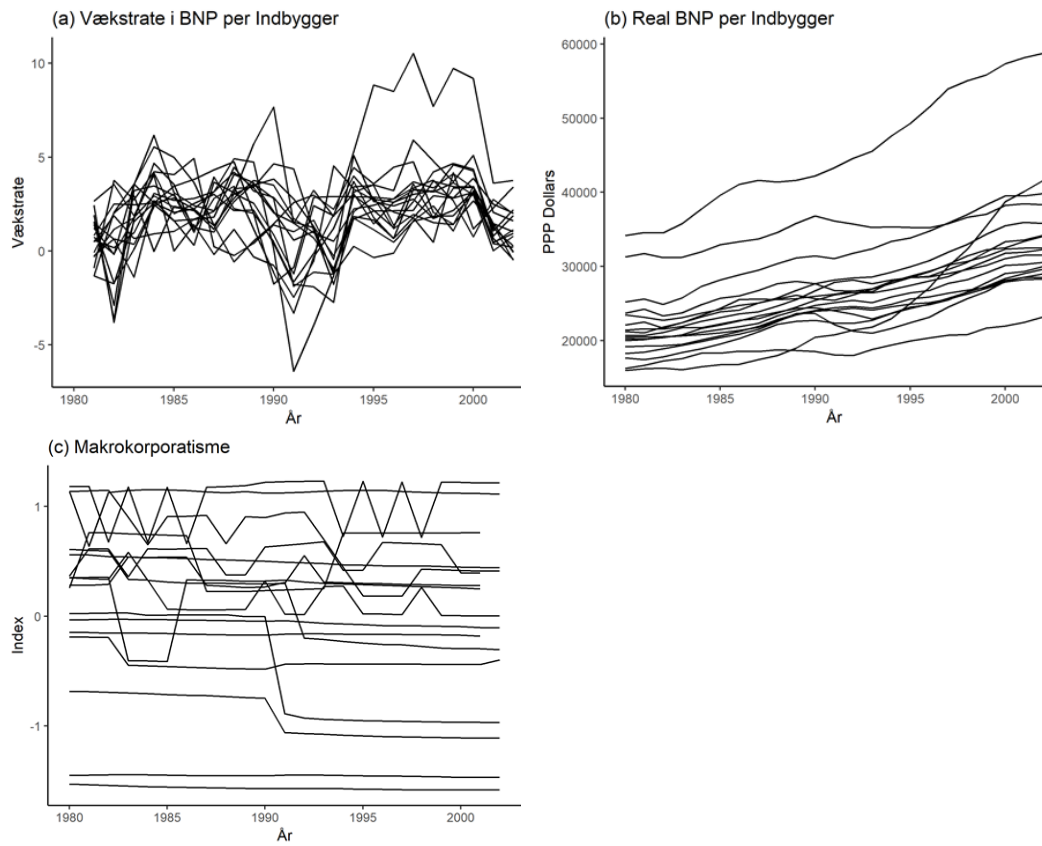
**Tabel A1: Variabelliste**

Variablenavn	Beskrivelse	Kilde
rGDPc	Real, PPP justeret BNP per capita	Penn World Tables 9.0
growth	Vækstrate i rGDPc	Egne beregninger på baggrund af Penn World Tables 9.0
macrocorp	Sammensat standardiseret indeks bestående af 12 mål : Union-organization; Level of collective bargaining; Union density; Union peak association powers; Labor integration in the policy process; Presence of national peak association of employers; Powers of peak employers' federation; Extent of employer integration in the national policy process; Degree of long-term linkage between purchasers and suppliers; Degree of cooperation between competitive firms for collective business goods; Degree of long-term linkages between finance-producers; Extent of labor-management co-operation on employment and other issues. variabelen er kun tilgængelig frem til 2002.	Martin & Swank (2012)

**Tabel A2: Deskriptive statistikker, 17 OECD-lande, 1980-2005 (*growth* 1981-2005).**

<i>Variabel</i>	<i>Gns.</i>	<i>Std.afv.</i>	<i>Obs.</i>
rGDPc	27973,34	7698,51	442
growth	2,00	1,94	425
macrocorp	0,01	0,79	442

**Figur A1: Tidsserier for hvert af de 17 OECD-lande fra 1980 til 2002**



## Bilag B: Regressioner med ikke-stationære variable – Monte Carlo Eksperiment

Dette afsnit introducerer læseren til panel-regressionsanalyse med ikke-stationære variable. Grundlæggende er vi interesserede i, om OLS estimatoren for en regression af  $y_{it}$  på  $x_{it}$  er konsistent (gætter den sande  $\beta$  når  $T \rightarrow \infty$ ,  $N \rightarrow \infty$ , eller  $N, T \rightarrow \infty$ ), og hvor store dens standard fejl er.<sup>26</sup>

For at kunne undersøge de statistiske egenskaber ved OLS estimatoren bruger vi Monte Carlo metoden, og simulerer stationære og ikke-stationære TSCS datasæt, hvor fejllad mellem enheder ikke korrelerer. For hver specifikation af stationære- og ikke-stationære variable gentager vi simuleringen adskillige gange. Herefter tager vi gennemsnittet af koefficient-estimer over simuleringerne for hver specifikation. Vi finder tilsvarende standard fejl ved at beregne standard afvigelsen for koefficient-estimerne. En introduktion til Monte Carlo metoden med fokus på tidsserie-økonometri kan findes hos Enders (2015: 203-206).

Vi er interesserede i to forskellige specifikationer af unit root. I den første specifikation afhænger den ikke-stationære variabel af sig selv i tidligere periode ( $y_{it} = y_{it-1} + \epsilon_{it}$ ). I den anden anden specifikation lader vi en ikke stationær variabel være summen af en komponent med type 1 unit root ( $u_{it}$ ) og eventuelle andre stationære variable ( $y_{it} = u_{it} + \epsilon_{it}$ ;  $u_{it} = u_{it-1} + e_{it}$ ).<sup>27</sup> Når både  $x_{it}$  og  $y_{it}$  indeholder type 1 unit roots, er de specificerede som

$$\begin{aligned} x_{it} &= x_{it-1} + \epsilon_{it}, & \epsilon_{it} &\sim N(0,1), \\ y_{it} &= y_{it-1} + \beta x_{it} + e_{it}, & e_{it} &\sim N(0,1). \end{aligned}$$

Når både  $x_{it}$  og  $y_{it}$  indeholder type 2 unit root, er de specificerede som

$$\begin{aligned} x_{it} &= u_{it} + \epsilon_{it}, & u_{it} &= u_{it-1} + v_{it}, & v_{it}, \epsilon_{it} &\sim N(0,1), \\ y_{it} &= \varepsilon_{it} + \beta x_{it} + e_{it}, & \varepsilon_{it} &= \varepsilon_{it-1} + \varrho_{it}, & \varrho_{it}, \epsilon_{it} &\sim N(0,1). \end{aligned}$$

Stationære variable defineres ved at fjerne den laggede værdi fra højresiden af modellerne. Det er værd at bemærke, at når  $x_{it}$  har unit root (uanset type), så vil mekanisk  $y_{it}$  også have det.  $y_{it}$  samler på de stokastiske fejl fra  $x_{it}$ , og indeholder

---

<sup>26</sup> I vores online appendiks har vi vedlagt kode til at undersøge Fixed Effect regressioner. Resultaterne vi viser senere i afsnittet er overvejende tilsvarende for regressioner med enheds-, tids- og enheds- og tids-specifikke effekter. Der opnås små forbedringer i efficiens (standard fejl) med tids-specifikke effekter for ikke-stationært data, som ikke kointegrerer.

<sup>27</sup> Vi undersøger ikke stationære variable med tidspersistens som eksempelvis AR(1) struktur uden unit root. Det simplificerer vores eksempel. Introduktion af persistens vil forøge standard fejlene i vores estimationer. Som beskrevet i afsnit 6 er det muligt at håndtere den type serie-korrelation, der opstår som følge af stationær persistens enten ved at inkludere laggede variable, at anvende fejllads-specifikationer i maximum likelihood estimation eller klustrede standard fejl på enhedsniveau.

derfor en stokastisk trend. Dette er tilfældet, hvor  $x_{it}$  og  $y_{it}$  deler stokastisk trend og derfor *kointegrerer* (Enders, 2015: 342-350).

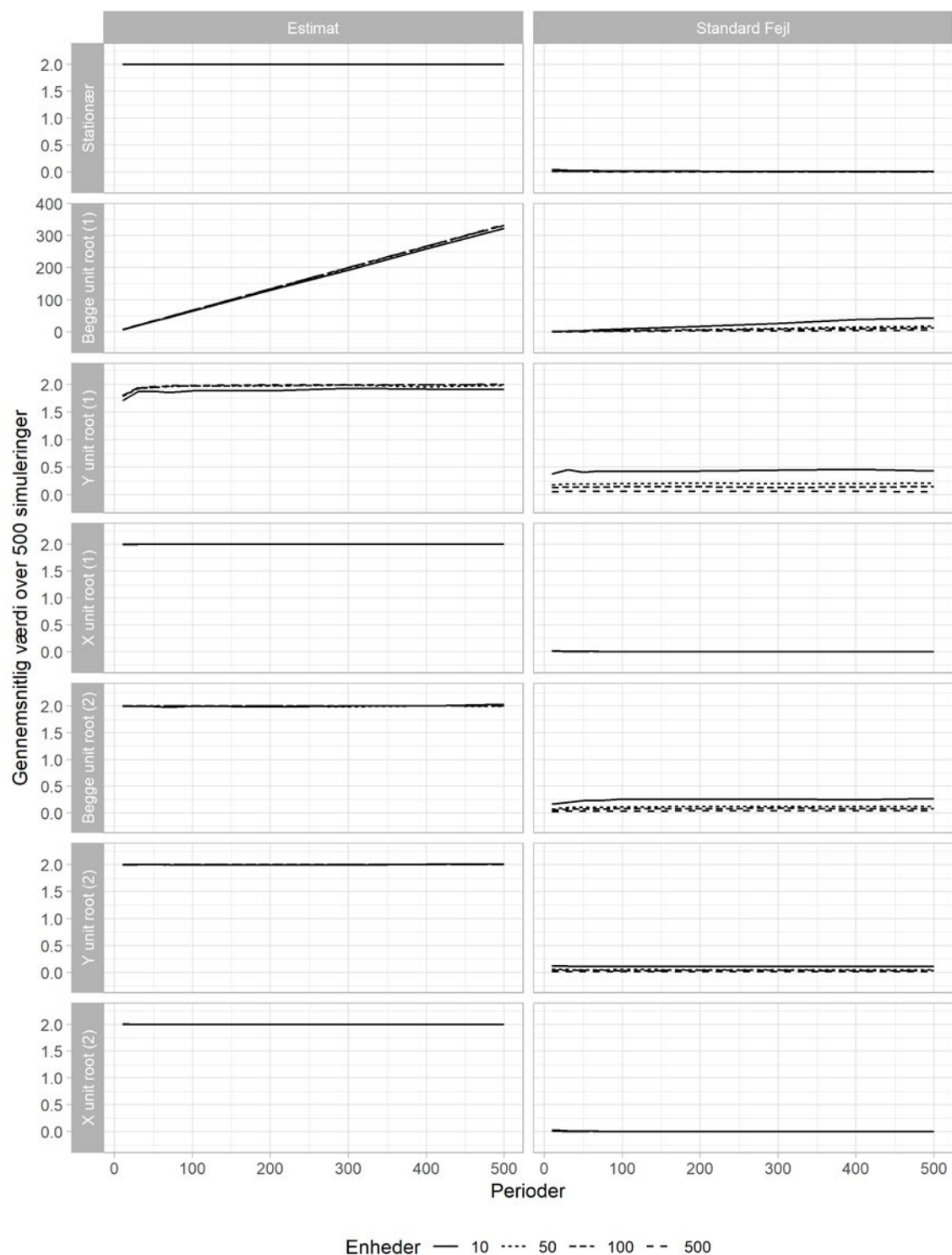
I alle simuleringer, vi gennemfører, er den sande koefficient  $\beta = 2$ . Vi varierer antallet af enheder over sættet  $\{10, 50, 100, 500\}$ , og antallet af perioder over  $\{10, 30, 50, 70, 100, 200, 300, 400, 500\}$ . Vi foretager vores 'eksperiment' 500 gange. For hver gang simuleres først individuelle tidsserier  $x_{it}$  og  $y_{it}$ , for hver enhed tidsserierne stakkes i vektorerne  $x$  og  $y$ , og endelig beregner vi koefficienten  $\hat{\beta}_{OLS}$ . For hver kombination af enheder og perioder  $\{(10, 10), (10, 30), \dots\}$  beregner vi endelig middelværdien og standardafvigelsen af de 500  $\hat{\beta}_{OLS}$ . Dette giver os vores information om konsistens og efficiens for OLS estimatoren for varierende  $N$  og  $T$ .

Resultaterne af Monte Carlo eksperimenterne ses i figur B1. I venstre søjle ses den gennemsnitlige værdi for koefficient. I højre søjle ses den gennemsnitlige standardfejl for estimatoren. På første akse viser vi antallet af perioder, mens linjer indikerer et varierende antal enheder. I første rækker ses effekten af, at begge variable er stationære. I dette tilfælde er OLS estimatoren konsistent (den rammer rigtigt med et estimat på 1 for alle  $T$ ) har en lav standardafvigelse for selv små værdier af  $N$  og  $T$ .

Panel 2, 3, og 4 viser tilfældene, hvor både  $x$  og  $y$  har type (1) unit root,  $x$  har type (1) unit root og  $y$  har type (1) unit root. Når begge serier har type 1 unit root, vokser koefficient estimatet med tidsenheden  $T$ . Dette er tilfældet uanset antallet af enheder,  $N$ . Estimatoren er altså ikke konsistent. Tilsvarende vokser standardfejlene for estimatoren med  $T$ . Dette er interessant i relation til TSCS analyser, da det viser, at der kan opstå situationer, hvor det ikke er muligt at få meningsfyldte estimater for den sande koefficientværdi. Når  $x$  har type (1) unit root, opstår der *kointegration*, og estimatoren bliver superkonsistent (se Greene, 2011: 965). Estimatoren er konsistent og standard fejlene for estimatoren er lavere end i tilfældet, hvor begge variable er stationære. Resultatet holder selv for små antal enheder. Når  $y$  har type (1) unit root, er estimatoren ikke konsistent for høje værdier af  $T$  og  $N$ . For små værdier underestimeres værdien på koefficienten. Samtidigt har estimatoren højere standardfejl end for tilfældet, hvor begge variable er stationære. Højere værdier af  $N$  mindsker problemet. For lavere værdier af  $N$ , med vores specifikation færre end 100, vil OLS estimatorens standardfejl underestimere den faktiske variation i estimatoren. Resultatet er, at vi i typiske TSCS analyser (lille  $N$ ) med ikke-stationær  $y$  risikere at underestimere standardfejl, og som resultat skaber for store test værdier i eksempelvis t-test. Dette er problematikken oprindeligt beskrevet af Granger & Newbold (1974). De højere standardfejl skyldes, at den ekstra støj fra de akkumulerede fejl 'drukner' signalet fra  $x$ . Ved at tage gennemsnit over enheder opnås ekstra variation til at estimere effekten  $\beta$  med.

Panel 5, 6 og 7 viser tilfældene hvor  $x$  og  $y$  har type (2) unit root,  $x$  har type (2) unit root og  $y$  har type (2) unit root. I tilfældet hvor begge variable har unit root (2) følger problemet fra panel 4 med støj samlet i  $y$ , som gør det sværere at estimere effekten af  $x$  på  $y$ . Resultatet er højere standardfejl end i tilfældet med stationære variable. Standardfejlene er lavere end i panel 3, hvor kun  $y$  har unit root. Dette skyldes, at  $x$  her indeholder ekstra variation fra dens unit root proces, som kan bruges til at estimere effekten med. I modsætning til panel to, hvor begge variable har unit root (1) processer, er estimatoren denne gang konsistent for selv lave  $N$  og  $T$  værdier. I tilfældet hvor kun  $y$  har type 2 unit root, ser vi igen, at estimatoren er konsistent med standard fejl, som er aftagende i  $N$ . Når  $x$  indeholder type (2) unit root ser vi igen kointegration med en konsistent estimator og lave standardfejl.

**Figur B1: Monte Carlo Simulering af OLS koefficienters størrelse og standardafvigelse med stationær og ikke-stationært data.**



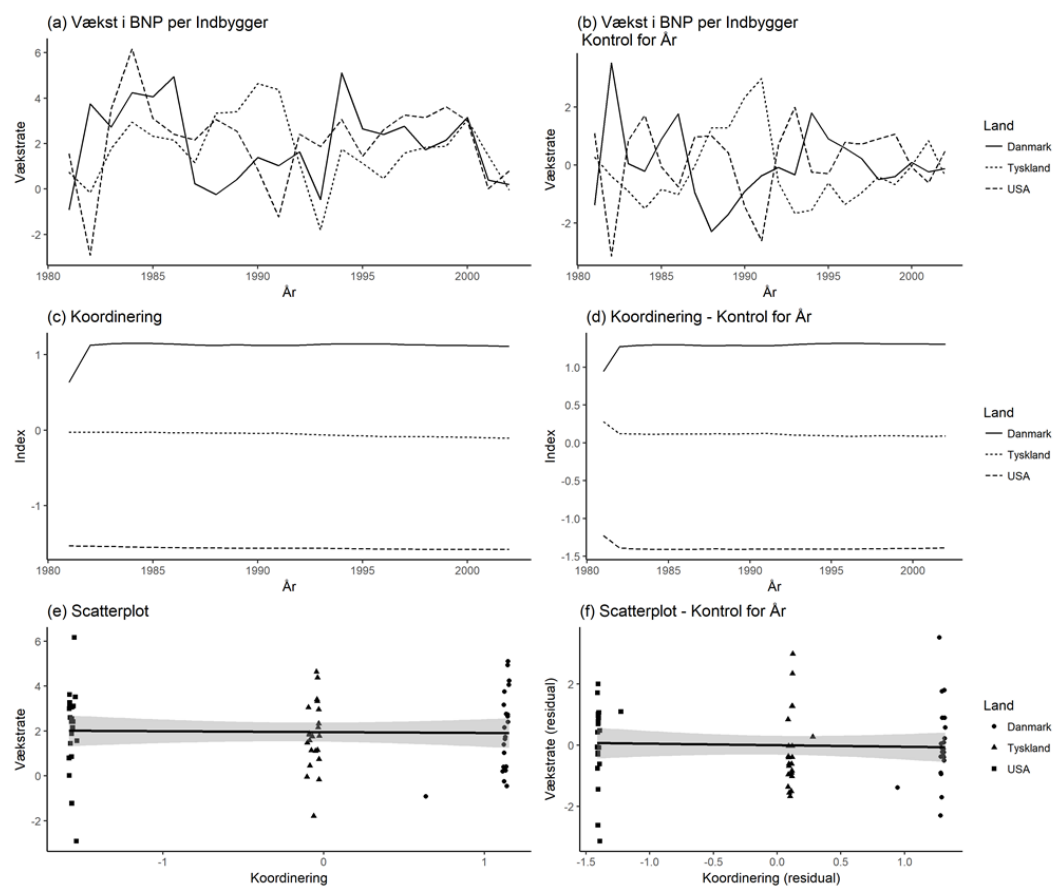


### Bilag C: Tids Effekter i Lineære Estimationsmodeller

I dette afsnit viser vi effekten af tidsspecifikke effekter (dummier) for den simple regressionsmodel fundet i afsnit 6. Som før fokuseres der på at indfange en grundlæggende fornemmelse for, hvad det gør ved teori-data-model sammenhængen at estimere en model med/uden tidsspecifikke effekter.

Udgangspunktet er ligesom i hovedteksten sammenhængen mellem graden af koordinering og vækst i real BNP per indbygger i Danmark, Tyskland og USA. Figur 5 viser 6 underfigurer.

**Figur C1: : Sammenhængen mellem Vækstraten i BNP per Indbygger og Koordinering, Danmark, Tyskland og USA, 1981-2002**



Figur (a) og (c) viser henholdsvis graden af koordinering og vækstraten i BNP per indbygger for Danmark, Tyskland og USA i perioden 1981-2002. Figur (e) viser et scatterplot af de to variable og en lineær model med tilhørende konfidensinterval. I serierne ser vi, at vækstraten i BNP per indbygger tenderer til i perioder at være korrelerende over tid mellem lande.<sup>28</sup> Dette kan være et tegn på, at dele af serierne er drevet af gensidige økonomiske påvirkninger (når der er højkonjunktur i Danmark, er

<sup>28</sup> Korrelationskoefficienter er: Danmark-Tyskland 0,14; Danmark-USA 0,26; Tyskland-USA 0,17.

der også tendens til højkonjunktur i Tyskland og USA og tilsvarende for lavkonjunkturer). Formålet med tidsspecifikke effekter er at fjerne påvirkninger, der er fælles for alle lande, men som er separate fra de inkluderede variable. Et eksempel herpå kan være finanskrisen i 2008-2009, som vi forventer påvirker alle lande i vores datasæt. Hvis krisens styrke korrelerer med den forklarende variabel, kan det medføre bias i de estimerede sammenhænge.

Vi viser partielle sammenhænge som i afsnit 6 ved at regressere vækst i BNP per indbygger og institutionsvariablen på tidsdummier (en for hver periode undtagen baseline perioden). Herefter estimerer og viser vi grafisk den binære sammenhæng mellem residualerne fra de indledende regressioner. Figur (b) og (d) viser de tilsvarende residualiserede serier for graden af koordinering samt vækst i BNP per indbygger. Vi kan se, at graden af koordinering påvirkes minimalt, hvorimod serien for vækstraten i BNP per indbygger nu har tendenser til kraftigere negativ korrelation over tid. Figur (f) viser desuden, at det statistisk insignifikante forhold mellem variablene i modellen fastholdes efter at der tages højde for tidsspecifikke effekter (modsat eksemplet med enhedsspecifikke effekter).